

一种自适应的多目标图像分割方法

岳振军¹⁾ 邱望成²⁾ 刘春林¹⁾

¹⁾(解放军理工大学理学院图像实验室,南京 211101) ²⁾(解放军理工大学通信工程学院,南京 210007)

摘要 图像分割是数字图像处理中的一个重要问题。提出了一种自适应的多目标图像分割方法。该方法改进了传统的最大类间方差法(OSTU方法),并使用方差分解的方法自适应地确定图像中的最佳目标个数。采用遗传算法优化了阈值的求取。对样本图像的分割结果显示,此算法在分割速度和效果上都取得了较好的结果。实验证明,此方法能有效地对多目标图像进行分割。

关键词 多目标图像分割 自适应 OSTU方法 方差分解 遗传算法

中图分类号: TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2004)06-0674-05

A Self-Adaptive Approach of Multi-Object Image Segmentation

YUE Zhen-jun¹⁾, QIU Wang-cheng²⁾, LIU Chun-lin¹⁾

¹⁾(Imaging Lab, Institute of Sciences, PLA Univ. of Sci. & Tech., Nanjing 211101)

²⁾(Institute of Communications Engineering, PLA Univ. of Sci. & Tech., Nanjing 210007)

Abstract Image segmentation is an old and difficult problem in digital image processing. A self-adaptive approach of multi-object image segmentation is presented in this paper. In this approach, OSTU method has been improved on, and square error analyse method is used to self-adaptive confirm the best fit object number. Genetic algorithm is used to optimize threshold value. Segmentation result based on the sample image shows that the algorithm achieves good performance in terms of efficiency of segmentation and segment quality. Expreimental results shows that this approach is effective to segment multi-object image.

Keywords multi-object image segmentation, self-adaptive, OSTU method, square error analyse, genetic algorithm

1 引言

图像分割是图像处理和前期视觉中的基本技术,是大多数图像分析和视觉系统的重要组成部分。图像分割是应用一种或多种运算将图像分成一些具有类似特性(如颜色、纹理、密度等)的区域,主要有阈值方法和区域方法两大类。前者利用灰度频率信息对分布信息进行分割,而后者利用局部空间信息进行分割,将具有相似特性的像素集合起来构成区域。

阈值方法由于其简单及性能稳定而成为图像分割中的基本技术,基于阈值的分割方法非常多^[1~4]。其中由Ostu提出的最大类间方差法(OSTU方法)是一种较为常用的方法。它的基本原理为以最佳门限将图像的灰度直方图分割成两部分,使两部分

类间方差取最大值、即分离性最大。

然而,经典的OSTU算法针对的是两目标即单阈值的图像分割,即只能将图像分为两类,同时由于它用穷尽的搜索方法寻求最优解,因此需要大量的计算时间。本文采用方差分解的方法自适应地确定图像的最佳阈值个数,并使用遗传算法优化求解过程,大大缩短了计算时间。

2 经典的OSTU算法

设 X 是一幅具有 L 灰度级的图像,其中第 i 级像素为 N_i 个,图像总的像素点个数为 $N = \sum_{i=1}^L N_i$,第 i 级像素出现的概率为 $P_i = \frac{N_i}{N}$ 。在经典的OSTU

算法中,以阈值 k 将所有的像素分为目标 (c_0) 和背景 (c_1) 两类。其中 c_0 类的像素灰度级为 $0 \sim k$, c_1 类的像素灰度级为 $(k+1) \sim L$ 。

图像的总平均灰度级为 $\mu = \sum_{i=1}^L iP_i$, c_0 类的平均灰度级为 $\mu_0(k) = \sum_{i=1}^k iP_i$, c_1 类的平均灰度级为 $\mu_1(k) = \mu - \mu_0(k)$ 。

两部分图像所占面积的比例分别为 $w_0 = \sum_{i=0}^k P_i$, $w_1 = \sum_{i=k+1}^L P_i = 1 - w_0$ 。令 $\mu_0 = \mu_0(k)/w_0$, $\mu_1 = \mu_1(k)/w_1$ 。则可以求出以 k 为阈值分类时的类间方差 $\sigma^2(k) = w_0(\mu - \mu_0)^2 + w_1(\mu - \mu_1)^2$ 。令 k 从 $1 \sim L$ 变化,计算不同 k 值下的类间方差 $\sigma^2(k)$,使 $\sigma^2(k)$ 最大的那个 k 值就是所求的最优阈值。

3 改进后的自适应阈值算法

3.1 多类分割的图像阈值确定

定义 目标数为 s 时,阈值 k 的数目为 $s-1$ 。第 $j+1$ 类的类内平均灰度级为 $\mu_j(k) = \sum_{i=k_j}^{k_{j+1}-1} iP_i$,所占比例为 $w_j = \sum_{i=k_j}^{k_{j+1}-1} P_i$,对应的 $\mu_j = \mu_j(k)/w_j$ (其中 j 从 0 到 $s-1$, $k_0 = 0$, $k_s = L$)。

根据最大类间方差法的原理,可以得到在分类为 s ,阈值为 k_1, k_2, \dots, k_{s-1} 时的类间方差为 $\sigma^2(k_1, k_2, \dots, k_{s-1}) = \sum_{i=0}^{s-1} w_i(\mu - \mu_i)^2$ 。使所有的 k 满足 $k_1 < k_2 < \dots < k_{s-1}$,且从 1 到 L 变化,所求得的使最大类间方差最大的一组 k 值就是待求的最佳阈值。

3.2 最佳目标数的确定

在许多实际应用中,待分割图像中感兴趣的目標个数并没有事先确定,这时算法就必须能够自适应地确定图像中最佳的或者相对最佳的目标个数。

由于通常情况下一幅图像中感兴趣的区域即目标的个数都不大,所以可以预先设定最大的目标个数 $smax$ (例如使 $smax = 5$)。对目标数 s 从 2 到 $smax$ 分别确定最佳的分类阈值 k_1, k_2, \dots, k_{s-1} 。

为了自适应地确定图像中最佳的目标个数,可以借鉴方差分解的思想,计算出在每一个分类下图像中类内差异与类间差异的加权比值,通过比较这个比值,就可以得到图像的最佳目标个数。

对于每一幅确定的图像,可以记 x_{ij} 为第 j 类中的第 i 个像素值, $\bar{x}_j = \frac{1}{n_j} \sum_{i=1}^{n_j} x_{ij}$ 为第 j 类的平均灰度值, n_j 为 j 类中像素总数, n 为图像中的像素总数, $\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^s \sum_{i=1}^{n_j} x_{ij}$ 为该图像的平均灰度值,即所有像素总的平均灰度值。

利用方差分解的思想,可以引入图像的总变差 S_T ,它反映了该图像全部像素之间的差异,表示如下:

$$\begin{aligned} S_T &= \sum_{j=1}^s \sum_{i=1}^{n_j} (x_{ij} - \bar{x})^2 \\ &= \sum_{j=1}^s \sum_{i=1}^{n_j} [(x_{ij} - \bar{x}_j) + (\bar{x}_j - \bar{x})]^2 \\ &= \sum_{j=1}^s \sum_{i=1}^{n_j} (x_{ij} - \bar{x}_j)^2 + \sum_{j=1}^s \sum_{i=1}^{n_j} (\bar{x}_j - \bar{x})^2 + \\ &\quad 2 \sum_{j=1}^s \sum_{i=1}^{n_j} (x_{ij} - \bar{x}_j)(\bar{x}_j - \bar{x}) \\ &= S_E + S_A + 2 \sum_{j=1}^s \sum_{i=1}^{n_j} (x_{ij} - \bar{x}_j)(\bar{x}_j - \bar{x}) \end{aligned}$$

由于分解后的第 3 项 $2 \sum_{j=1}^s \sum_{i=1}^{n_j} (x_{ij} - \bar{x}_j)(\bar{x}_j - \bar{x})$ 为 0,所以 S_T 可以分解为 S_E 和 S_A 。其中 $S_E =$

$\sum_{j=1}^s \sum_{i=1}^{n_j} (x_{ij} - \bar{x}_j)^2$ 为由分类引起的误差平方和,它表示在分类 s 下像素值与类内平均灰度值的差异;

$S_A = \sum_{j=1}^s \sum_{i=1}^{n_j} (\bar{x}_j - \bar{x})^2 = \sum_{j=1}^s n_j (\bar{x}_j - \bar{x})^2 =$

$\sum_{j=1}^s n_j \bar{x}_j^2 - n \bar{x}^2$ 为效应平方和,表示在当前分类下类内均值与像素总平均之间的差异。

引入 $F = \frac{S_A/(s-1)}{S_E/(n-s)}$,它表示在当前分类方式下,分类所导致的误差与随机误差的相对值。该值越大,意味着分类所引起的类间方差越来越大。因此可见,当分类从 2 开始递增时, F 值将在最佳分类处取得最大增量。

由此,可得出确定最佳分类数的算法如下:

(1) 对一幅确定的图像,在分类数 s (初始值为 2) 下,使用改进后的最大类间方差法,求出最佳阈值。

(2) 求出在最佳阈值条件下,每一类的平均灰度 \bar{x}_j ,利用公式 $F = \frac{S_A/(s-1)}{S_E/(n-s)}$ 求出比值 F 。

(3) 计算出当前 s 下的 $F_{\Delta} = F_s - F_{MAX}$ 的值(其中分类数为 1 时 F 为 0, F_{MAX} 表示分类数从 1 到 $s-1$ 时所有 F 值中最大的值), 如果它的值为负, 则将其置为 0。

(4) $s++$, 如果 s 小于 s_{max} , 则返回步骤 1, 否则转步骤 5。

(5) 从所有的 F_{Δ} 中选出最大的一个, 其对应的

s 值即为所求的最佳分类数。

3.3 算法验证

为了验证以上算法的正确性, 首先对多幅理想情况下的多目标图像进行验证, 每幅图像内的像素分别均匀分布于 2, 3, 4, 5 类, 所得仿真结果如表 1 所示。

表 1 理想图像仿真结果

图像名称	像素分布	不同分类数下的 F 值及增量 F_{Δ}				使 F_{Δ} 最大的分类目标个数
		2	3	4	5	
2 目标图像	0~63 和 128~191	786 024	648 270	1 111 872	1 156 454	2
	均匀分布	786 024	0	325 848	44 582	
3 目标图像	均匀分布为 3 类	112 117	443 876	490 056	536 408	3
		112 117	331 759	46 180	46 352	
4 目标图像	均匀分布为 4 类	241 935	253 985	1 308 085	1 210 673	4
		241 935	12 050	1 054 100	0	
5 目标图像	均匀分布为 5 类	279 220	352 580	530 919	1 041 598	5
		279 220	73 360	178 869	510 679	

4 遗传算法的实现

为了减少在求解最大类间方差时的计算量, 利用遗传算法求解。遗传算法作为一种求解问题的高效并行的全局搜索方法, 利用了生物进化和遗传的思想, 它有着许多与传统方法不同的特征, 首先它使用的是群体搜索策略, 它的处理对象是问题参数的编码集而非参数本身, 因此不收限制条件的约束, 它能在搜索空间中同时对多点求解, 从而做到了高效并行的全局搜索; 其次它利用选择、交叉、变异的方法处理群体中个体之间的信息交换, 自适应地控制搜索过程以求得最优或近似最优解, 减少了收敛于局部最小的可能。

4.1 个体的染色体编码

遗传算法不直接在解空间上求解, 而是将所有可能的解用某种编码表示, 称为染色体编码。在遗传算法的应用中, 解的编码表示是一个基础性的问题, 遗传算法的效率与之有很大关系。本文中, 优化的对象是图像的分割阈值 k , 它的范围在 $[0, 255]$ 之间(本文中所涉及的均为 256 色灰度图像), 所以根据分类数 s 的不同, 将每个染色体编码为 $8 \times (s-1)$ 位的二进制码, 每 8 位表示一个 k 值。

4.2 适应度函数的确定

遗传算法的执行过程中, 每一代有许多不同的

染色体同时存在, 这些染色体中哪个保留, 哪个淘汰是根据它们对环境的适应能力决定的, 适应性强的有更多机会保留下来。适应度的强弱是由计算适应度函数的值来判别的, 这个值称为适应度 (Fitness)。

适应度函数通常是根据目标函数确定的。在本文中, 类间方差函数 $\sigma^2(k_1, k_2, \dots, k_{s-1})$ 就是所求目标函数, 由于 $\sigma^2(k_1, k_2, \dots, k_{s-1})$ 是非负的, 且所求的问题为最大值, 所以可以使适应度函数直接等于目标函数, 即 $f(k_1, k_2, \dots, k_{s-1}) = \sigma^2(k_1, k_2, \dots, k_{s-1})$ 。

对于每一个染色体, 用和编码相反的方法解码出所有的 k 值, 代入适应度函数, 就可以计算出每一个染色体的适应度值。

4.3 遗传算子和参数设定

遗传算子根据计算出的染色体的适应度进行处理, 决定遗传的后代。主要的遗传算子有选择、交叉、变异 3 种。

选择是从种群中选择染色体产生新种群的过程。染色体的适应度越高, 被选中的概率就越大, 其子孙在下一代产生的个数就越多。选择的方法有很多, 在本文中使用轮盘赌选择 (roulette wheel selection) 的方法。这种策略首先根据个体在群体中的适应度排名来分配选择概率, 再根据这个概率使用轮盘选择。

交叉是结合来自父代交配种群中的信息产生新

的个体，它能产生不同于父代的子体。交叉操作通常按照一定的概率进行，如果交叉概率太低，收敛速度可能降低。实验中采用单点的二进制交叉方法，交叉概率取为 0.8。

交叉之后子代经历的变异实际上是子代基因按小概率扰动产生的变化。它的目的是使遗传算法在搜索过程中摆脱局部最优。实验中，按照预先设定的概率对染色体中的某一位取反，变异概率取为 0.05。

遗传算法控制参数的设定对算法的运行时间，最终结果都有很大影响。由于在不同的目标个数 s 下，所需优化的参数 k 的个数是不同的，相应的算法的复杂程度也不同，因此本文中针对不同的分类数 s ，设定不同的初始种群规模 N 和运算代数 $Totalpop$ ，以获得最佳的性能时间比。

4.4 分割算法的基本流程

遗传算法的基本流程如下：

- (1) $pop=0$ ，对群体 $N(pop)$ 进行初始化，在取值范围内对种群的个体随机赋初值；
- (2) 求出所有初始个体的适应度；
- (3) 对群体进行选择、交叉、变异等遗传操作，产生新一代群体；
- (4) 判断是否满足终止条件，若不满足终止条件，则返回第 2 步继续执行，否则跳出遗传算法，得到图像分割的最优阈值 k_i ，并计算在最优阈值下的

F 值。

对于每一幅待分割的图像，对 s 从 2 到 max ，在不同的控制参数下分别重复上述基本流程，并比较得到的 F 值，根据 F 的值确定最佳的目标数 s ，并记录其对应的最佳阈值 k_1, k_2, \dots, k_{s-1} 。

5 实验结果与分析

对本文建立的算法模型和相应的求解算法，使用 Visual C++ 6.0 对其进行了实现，并使用多幅不同的 256 色灰度图像进行了测试与比较。

使用此算法对多幅实际的待分类图像进行分割，所得结果如表 2 所示。图像分割效果如图 1、图 2 所示，分割时每一子图像显示原图像中的一类，其余部分置为白 (255)。以图 1 为例进行说明：根据 F 值最佳目标数为 3，此时，图 1(d)、(e)、(f) 分别较好地表示了背景、地图区域和国界线。由于图像中存在纹理，因此这 3 类目标表示为不同的灰度层次。

表 2 多目标图像仿真结果

图像名称	不同分类数下的 F 值及增量 F_{Δ}				使 F_{Δ} 最大的分类目标个数
	2	3	4	5	
图像 1	296 169	600 696	305 744	881 278	3
	296 169	304 527	0	280 582	
图像 2	619 189	746 847	979 037	1 355 327	2
	619 189	127 658	232 190	376 290	

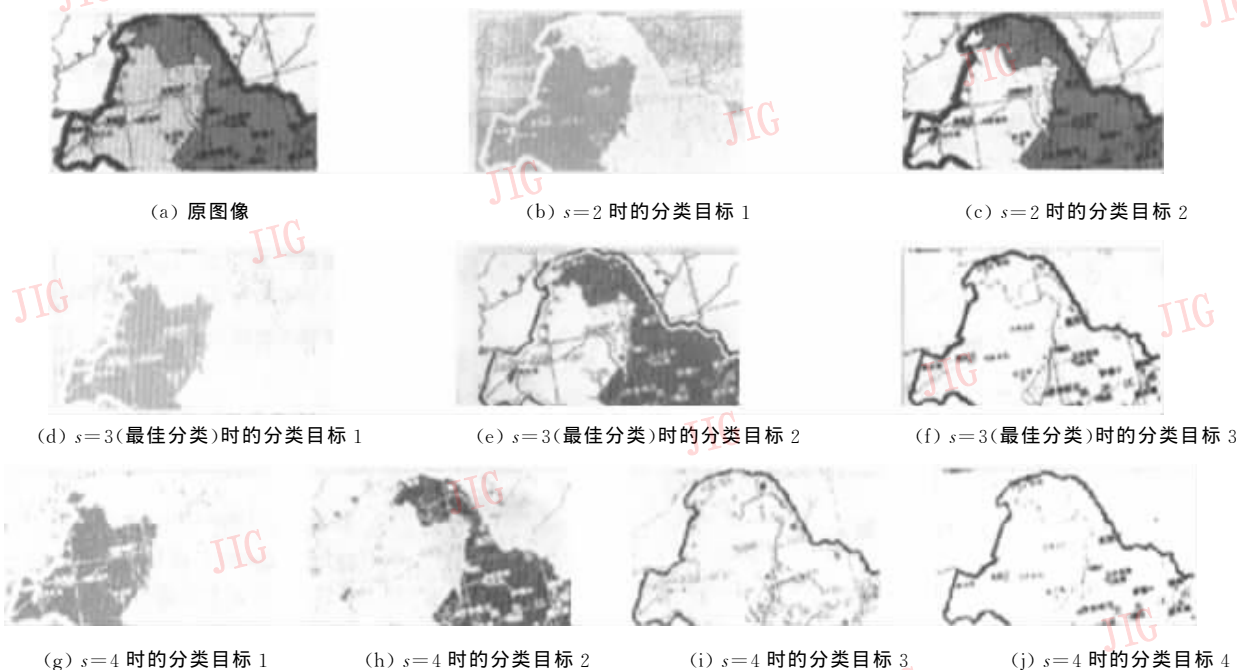


图 1 图像目标数为 3 时在不同 s 下的分类效果

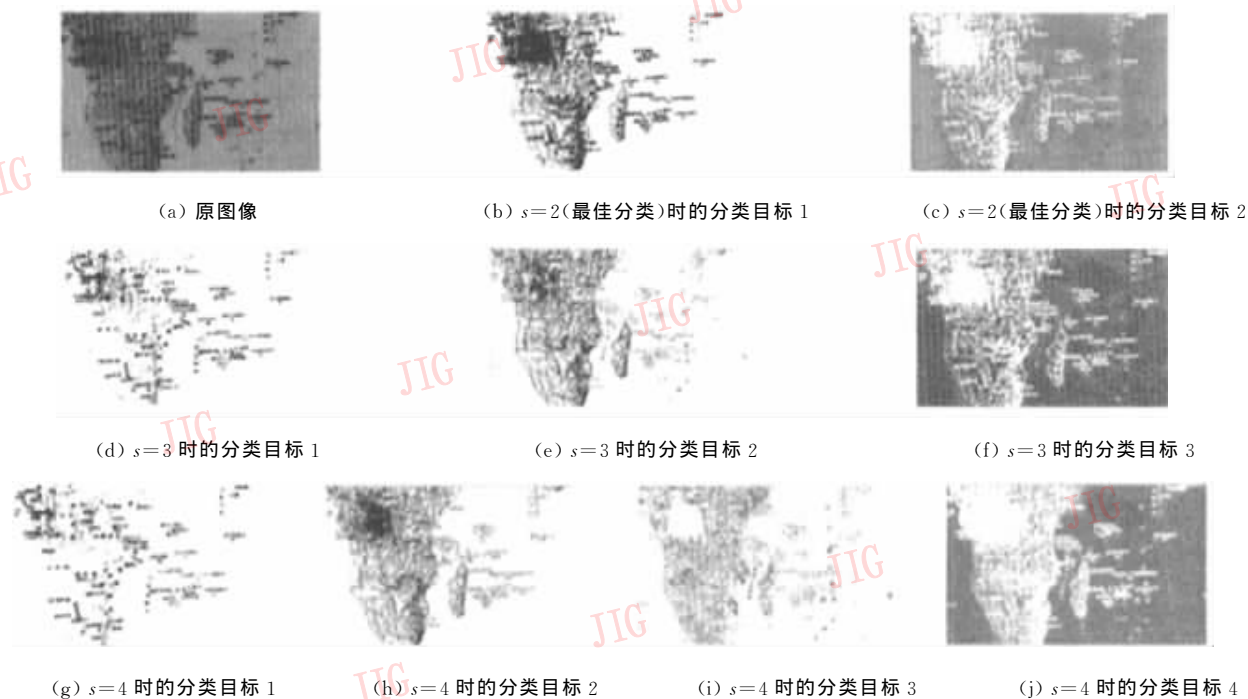


图2 图像目标数为2时在不同 s 下的分类效果

从实验结果可以看出,以此算法确定的目标个数分类时,图像的物理意义明确,分割后的子图像较清晰,且类与类之间区别明显。

由于采用遗传算法的优化求解,算法的时间消耗大大优于穷举搜索的经典算法。当目标数为2时,如果初始种群选为50,运算代数选为30代,在PⅡ450的微机上市所需的运行时间只需OSTU算法的一半,就同样能够得到最佳的分割阈值。由于OSTU算法本身不是一种多目标分割算法,因此无法进行多目标情况下的快速性比较。但根据遗传算法理论,当目标数越多时,此算法的时间优势就越为明显。

6 结论

在最大类间方差法的基础上,提出了一种基于方差分解思想的自适应的多目标图像分割算法,并采用了遗传算法优化求解,对未知目标个数的多目标图像,具有运算速度较快,分割结果较好等优点。

参考文献

- 1 Ferma A Mufit, Teklao A Murat, Mehrotra Rajiv. Robust color histogram descriptors for video segment retrieval and identification [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2002, 11(5): 497~507.

- 2 韩思奇,王蕾. 图像分割的阈值法综述[J]. 系统工程与电子技术, 2002, 6: 91~94.
- 3 Castleman Kenneth R. Digital Image Processing [M]. Beijing: Prentice-Hall International, Inc 1998.
- 4 何斌,马天予,王运坚等. Visual C++ 数字图像处理[M]. 北京:人民邮电出版社,2001.



岳振军 1963年生,教授,1995年于东南大学获应用数学专业博士学位。主要研究兴趣为多媒体信息处理、智能信息处理与识别等。



邱望成 1978年生,2004年于解放军理工大学获军事运筹学专业硕士学位。主要研究领域为智能信息处理与图像识别。



刘春林 1964年生,讲师,1991年于南京通信工程学院获信号与信息处理专业硕士学位。主要研究兴趣为数字信号处理、智能信息处理与识别等。